

risposte corrette anche a input non compresi nel *training set* ed appartenenti ad un opportuno *validation set*.

Dato un *training set* di m esempi, la probabilità che una rete impari a calcolarli cresce all'aumentare del numero N_c delle connessioni. Una rete complessa, cioè con un grande numero di connessioni, non ha difficoltà (salvo il tempo di addestramento crescente con N_c) ad apprendere gli m esempi, ma è dotata di scarsa capacità di generalizzazione (Cammarata, 1990). Il fenomeno è analogo a quanto accade nell'interpolazione di un insieme di punti dove l'uso di un numero eccessivo di parametri (in questo caso di pesi) può portare ad un *overfitting*.

Per aumentare la capacità di generalizzazione è allora preferibile diminuire la complessità della rete, sino al limite di riproduzione accettabile degli m esempi di addestramento.

3.2. Vantaggi e limiti dell'utilizzo di reti neurali

Le reti neurali si propongono come modelli induttivi in grado di superare alcuni dei limiti tipici del tradizionale approccio deduttivo (Fabbri ed Orsini, 1993). Tale approccio si basa sulla formulazione di ipotesi a priori sui sistemi oggetto d'indagine, che spesso risultano riduttive della realtà perché definiscono relazioni semplici tra le variabili in esame. L'approccio induttivo, invece, non è vincolato da ipotesi ed apriorismi e perciò non preclude la scoperta di dipendenze più complesse e nascoste. Questo approccio, però, limita le possibilità di indagine sui meccanismi dei processi.

Le reti neurali si dimostrano particolarmente adatte nella risoluzione di problemi che hanno le seguenti caratteristiche (Bishop, 1994):

- ampia disponibilità di dati da utilizzare nella fase di addestramento;
- difficoltà nell'individuare a priori un modello adeguato;
- necessità di elaborare nuovi dati in tempi brevi, o per il loro cospicuo volume o a causa di qualche particolare esigenza che richiede risposte in tempo reale;
- necessità di un metodo di elaborazione 'robusto' anche con dati di input 'rumorosi'.

Il principale svantaggio di una rete neuronale consiste, invece, nella necessità di possedere un insieme di esempi per l'addestramento. Altri problemi possono derivare nel caso in cui si cerchi di estrapolare dei risultati in regioni dello spazio degli input che sono significativamente differenti da quelle utilizzate nella fase di addestramento.

3.3. Applicazione delle reti neurali all'analisi statistica

Le reti neurali possono essere utilizzate nel campo dell'analisi statistica in molteplici applicazioni che vanno dalla descrizione e classificazione dei dati, all'individuazione delle leggi che regolano i fenomeni.

Nel ruolo di **interpolatore** una rete neuronale permette di prescindere da ipotesi sulla forma della funzione interpolante e può realizzare una varietà molto ampia di funzioni semplicemente variando i parametri della rete.

Il numero di unità nascoste non ha alcun significato fisico inerente al fenomeno analizzato, ma determina una maggiore o minore capacità della rete di approssimare funzioni complesse. Al crescere del numero delle unità nascoste, però, assieme alle capacità di approssimazione, crescono pure il numero dei minimi locali presentati dalla funzione d'errore. Anche per la scelta dei fattori (o coefficienti) di apprendimento non si dispone di criteri precisi. Si osserva, comunque, che valori bassi possono fare arrestare con più frequenza l'addestramento in minimi locali, mentre valori elevati possono allontanare anche dal minimo assoluto (Fabbri ed Orsini, 1993)

Le reti neurali sono anche eccellenti nella **gestione della qualità dei dati**: esse possono 'suggerire' valori da usare al posto dei dati mancanti nelle serie temporali incomplete, o possono segnalare la presenza di valori anomali di dubbia affidabilità in insiemi di dati anche di ingente dimensione.

L'uso delle reti neurali permette di superare alcuni limiti caratteristici dell'approccio deduttivo anche nell'**analisi di serie storiche**. I metodi che tradizionalmente si utilizzano per l'analisi delle serie storiche partono da ipotesi miranti a restringere il campo d'indagine e semplificare la trattazione del fenomeno. Un'analisi condotta con strumenti neurali, invece, non richiede alcuna ipotesi a priori sulla struttura delle relazioni fra le variabili, ma tenta solo di riprodurre il loro andamento.

La **previsione** si effettua fornendo alla rete una sequenza di valori della variabile da predire in modo da addestrarla a restituire in uscita uno o più valori successivi della variabile stessa.

Le potenzialità delle reti neurali come strumenti di previsione risultano ancora più evidenti in applicazioni di tipo multivariato, come, ad esempio, quando si cerchi di ricondurre la previsione di una variabile al comportamento passato di più variabili che caratterizzano il sistema. Con le reti neurali non è necessario conoscere le relazioni di causa-effetto, perché l'interpretazione viene lasciata alla rete, che da sola si crea propri criteri di previsione ed opera una scelta sulla significatività delle informazioni ricevute.

Rispetto ai metodi tradizionali, le reti neurali sono in grado di riconoscere correlazioni molto complesse, evitando gli errori tipici dei modelli che implicano schematizzazioni concettuali semplificate. Se da un lato però i modelli neurali non subiscono il condizionamento di scelte aprioristiche, dall'altro si limitano a riprodurre in maniera fenomenologica il comportamento del sistema analizzato, senza contribuire alla conoscenza delle relazioni interne tra le singole parti di cui il sistema si compone. Questo limite, però, viene in parte attenuato con tecniche di *analisi di sensitività* applicate alla risposta della rete alla perturbazione di ogni singolo neurone di input. Il confronto dei pesi proiettati sull'output dai diversi input stabilisce infatti il contributo delle singole variabili scelte per l'addestramento della rete.